

استفاده از منطق فازی برای تشخیص ارقام فارسی

عباسعلی رضائی*^(۱) فرزانه کیمیائی^(۲)

(۱) گروه مهندسی کامپیوتر و فناوری اطلاعات، دانشگاه پیام نور، تهران، ایران*

(۲) گروه مهندسی کامپیوتر، دانشگاه علوم و تحقیقات، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران

چکیده

تشخیص کاراکتر توسط کامپیوترها، یکی از چالش برانگیزترین حوزه‌ها در الگوشناسی است. تحقیقات نشان می‌دهند این حوزه‌ها با تشخیص آنالاین که در آن کاربر نیاز به استفاده از یک خودکار الکترونیک برای نوشتن بر روی صفحه الکترونیکی شبیه به کاغذ دارد و همچنین با تشخیص کاراکتر آفلاین سروکار دارند. در این مقاله به ارائه روشی برای شناسایی و دسته‌بندی ارقام دست‌نویس فارسی می‌پردازیم که در آن عملیات تفکیک و دسته‌بندی به تعداد K همسایه فازی لحاظ شده‌اند. این روش به صورت شبیه سازی کامپیوتری با استفاده از کد متلب در سه بخش اصلی پیاده سازی شده است: بخش اول پیش‌پردازش تصاویر مجموعه می‌باشد، بخش دوم استخراج ویژگی‌هایی که بتوان به کمک آن ارقام را از هم تفکیک کرد و بخش سوم طراحی کلاس‌بند به تعداد K نزدیک‌ترین همسایه فازی است. این روش مزایایی نسبت به نسخه غیرفازی‌اش دارا می‌باشد از جمله اینکه میزان اطمینان از دسته‌بندی یک نمونه را نشان می‌دهد، در مورد نمونه‌هایی که نسبت به آنها مردد است نظر نمی‌دهد و دارای درصد دسته‌بندی درست بالایی است.

واژه‌های کلیدی: دسته‌بند K نزدیک‌ترین همسایه، استخراج ویژگی، پیش‌پردازش تصاویر، تشخیص کاراکتر

* عهده‌دار مکاتبات:

نشانی: گروه مهندسی کامپیوتر و فناوری اطلاعات، دانشگاه پیام نور، تهران، ایران

پست الکترونیکی: a_rezaee@pnu.ac.ir

تلفن: ۰۹۱۵۳۱۵۲۷۳۹

پردازش و تجزیه و تحلیل تصویر در دهه‌ی ۱۹۶۰ شروع به توسعه کرد. تشخیص دست خط شاخه‌ای از پردازش تصویر با بسیاری از کاربردها مانند دستگاه خواندن آدرس پستی، چک و اسکناس، اسناد قدیمی، بارکد، نظرسنجی‌ها و فرم‌های مالیاتی [۱] است. تشخیص کاراکتر نوری (OCR) زمینه تحقیق در تشخیص الگو، هوش مصنوعی و بینایی ماشین است. که به تبدیل مکانیکی یا الکترونیکی متن تصاویر دست‌خط، تایپی و یا چاپ شده به متن قابل ویرایش برای ماشین اشاره دارد. امروزه، تشخیص دقیق کاراکترهای چاپی ماشینی تا حد زیادی یک مشکل حل شده، مطرح شده است. با این حال، تشخیص کاراکتر و دست‌نوشته‌ها نسبتاً دشوار است، چنانکه افراد مختلف سبک دست‌خط متفاوت دارند. بنابراین، OCR دست‌خط هنوز یک موضوع تحقیقاتی فعال است [۲]. تشخیص کاراکترهای دست‌خط یک حوزه پژوهش در سه دهه گذشته بوده است [۱، ۳-۷].

سیستم تشخیص الگو به عنوان یک سیستم، که ورودی، اطلاعات الگو برای تشخیص است، و خروجی طبقه‌ای که الگوی وارده به آن تعلق دارد، در نظر گرفته می‌شود [۸، ۹]. یکی از زمینه‌های مهم تشخیص الگو تشخیص کاراکتر است. که این ارتباطات انسان و ماشین را بهبود می‌بخشد بعلاوه یک راه حل برای پردازش حجم زیادی داده به صورت خودکار را ارائه می‌کند. هدف اصلی از تشخیص کاراکتر تبدیل یک سند گرافیکی به یک سند متنی است [۸، ۱۰]. بسیاری از سیستم‌ها برای تشخیص الگو ارائه شده‌اند. برخی از این سیستم‌ها از منطق فازی استفاده کرده‌اند [۱۱-۱۴].

بسیاری از کارهای خسته‌کننده را می‌توان با فرآیند خودکار خواندن اعداد دست‌نویس کارآمدتر ساخت. در چنین سیستمی اسکنر نوری اعداد دست‌نویس را به یک تصویر دیجیتال تبدیل می‌کند، و نرم‌افزارهای کامپیوتری تصویر را به یکی از ارقام صفر تا نه طبقه‌بندی می‌کنند. با کاهش نیاز به تعامل بشر، سیستم‌های تشخیص اعداد می‌توانند به مشاغلی مانند خواندن اظهارنامه مالیاتی بر درآمد، مرتب‌سازی موجودی، و مسیریابی ایمیل سرعت ببخشند.

چندین گام برای رسیدن به این لازم است. یک سیستم تشخیص ابتدا باید تصویر دیجیتال اعداد دست‌نویس را دریافت کند. قبل از اقدام به طبقه‌بندی اعداد، ممکن است پیش‌پردازش برخی از تصویر لازم باشد. یک الگوریتم باید اعداد دست‌نویس را به یکی از ده رقم دهدهی طبقه‌بندی کند [۱۵، ۱۶].

اگر چه شرح کیفی این فرایند ساده است، نمی‌توان آن را به راحتی به چند قانون ساده ریاضی کاهش داد. مشکل ناشی از تغییرات طبیعی در دست‌خط بشر است. یک سیستم تشخیص مفید باید در برابر تغییرات در اندازه، شکل، جهت-گیری، ضخامت، و غیره قدرتمند باشد. یک سیستم تشخیص کاراکتر دست‌خط ممکن است به سیستم آنلاین و یا آفلاین دسته‌بندی شود. در سیستم تشخیص کاراکتر آفلاین سند ابتدا تولید شده، رقمی شده و در کامپیوتر ذخیره می‌شود و سپس پردازش می‌گردد. در مورد سیستم تشخیص کاراکتر آنلاین، کاراکتر در طول ایجاد پردازش می‌شود. عوامل خارجی مانند فشار، سرعت نوشتن، ایجاد ضربه و غیره هیچ نفوذی در نمونه سیستم آفلاین ندارند، اما آنها تاثیر زیادی بر سیستم آنلاین دارند.

تشخیص کاراکترهای دست‌خط یکی از موضوعات جالب در تشخیص الگو است. برنامه‌های کاربردی OCR در زمینه‌های مختلف، به خصوص به تشخیص رقم، که با مرتب‌سازی نامه پستی، پردازش چک بانکی، فرم ورودی داده‌ها، تشخیص پلاک خودرو، ردیابی و تشخیص آدرس بلوک پستی، دوربین OCR و غیره در ارتباط است، هستند [۱۷].

تشخیص رقم دست‌خط انگلیسی، چینی، و کانجی، برای مدت زمان طولانی روی مطالعه تمرکز داشته‌اند و نرخ تشخیص بالایی را گزارش داده‌اند. زبان فارسی، زبان گفتاری بیش از ۱۱۰ میلیون نفر از مردم، به طور عمده در ایران، افغانستان، تاجیکستان، و تا حدی در برخی کشورهای دیگر می‌باشد [۱۸]. همچنین زبان‌های دیگری وجود دارند، که از حروف و اعداد مشابه یا زیر مجموعه آنها مانند عربی، اردو، پشتو استفاده می‌کنند.

فارسی زبان اصلی در ایران، تاجیکستان و افغانستان است، و توسط بیش از ۱۱۰ میلیون نفر صحبت می‌شود [۱۸]. مانند دست‌خط لاتین، ارقام دست‌خط فارسی/عربی تغییرات زیادی در سبک نوشتن، اندازه‌ها و جهت‌گیری دارند [۱۸]. مشابه دیگر دست‌خط‌ها، در زبان فارسی ۱۰ عدد وجود دارد. در دست‌خط فارسی/عربی، حروف از راست به چپ، اما

ارقام از چپ به راست نوشته می‌شوند. اعداد عربی و فارسی تقریباً یکی هستند، اما برخی تفاوت‌های مهم بین ارقام دست‌خط این دو اسکرپیت [۱۹] وجود دارد. این تفاوت به اعداد ۴ و ۶ که بصورت مختلف (جدول ۱ را ببینید) نوشته می‌شود، مربوط می‌شود. این ویژگی تشخیص اعداد فارسی را پیچیده‌تر از زبان‌های دیگر کرده است [۲۰].

جدول ۱- سبک فارسی و عربی اعداد ۴ و ۶

سبک فارسی	۴	۶
سبک عربی	۴	۶
عدد لاتین	۴	۶

برای تشخیص کاراکتر/ارقام دست‌خط، به طور معمول باید سه گام اصلی یعنی، پیش‌پردازش، استخراج ویژگی، و طبقه‌بندی در نظر گرفته شود [۲۱]. پیش‌پردازش برای بهبود کیفیت تصویر برای پردازش و استخراج ویژگی بیشتر اعمال می‌شود [۲۲]. هدف از پیش‌پردازش حذف نویز، صاف و نرمال‌سازی داده‌های ورودی است، که می‌تواند نقش مهمی در بهتر شدن ایجاد تمایز بین الگوها در فضای ویژگی داشته باشد [۲۳]. برخی انتخاب‌ها برای پیش‌پردازش عبارتند از: اندازه و نسبت ابعاد تصویر نرمال‌شده، روش درج مقدار پیکسل، برابرسازی هیستوگرام، محو کردن، و روش‌های دیگر. استخراج ویژگی یکی از مهم‌ترین مراحل برای افزایش کارایی طبقه‌بندی است. در استخراج ویژگی یک بردار ویژگی به هر نمونه اختصاص داده می‌شود که نشان‌دهنده نمونه در فضای ویژگی مرتبط و در نتیجه باعث می‌شود آن از نمونه‌های دیگر متمایز شود. استخراج ویژگی اثر قابل توجهی بر طبقه‌بندی کلاس نمونه دارد [۲۳]. روش‌های استخراج ویژگی بسیاری که باعث بهبود نرخ تشخیص هستند وجود دارند. در ده سال گذشته بسیاری از مقالات در تشخیص الگو منتشر شد و آنها از روش‌های مختلفی مانند موجک [۲۴]، نمایه‌ها [۲۵]، ویژگی‌های ساختاری [۲]، لحظات زرنیک، گرادیان [۲۶]، تبدیل فوریه [۱]، کیرش [۲۶]، ویژگی شمارش تقاطع، ویژگی طرح هیستوگرام [۲۵]،

کد زنجیره‌ای محلی، تبدیل کسینوسی گسسته (DCT)، طرح‌های عمودی و افقی، ویژگی‌های آماری [۲۶]، ویژگی‌های هندسی [۲۶]، و برنامه نویسی سایه برای استخراج ویژگی، استفاده کرده‌اند.

در مرحله طبقه‌بندی، مرزهای صحیح باید بین بردارهای ویژگی ساخته شود، به طوری که نمونه از هر الگوی دیگر نمونه‌ها با مرزهای روشن جدا شده باشد. روش‌های مختلفی مانند بردار پشتیبان ماشین آلات (SVM ها) [۱۹، ۲۷]، شبکه‌های عصبی (NNS) [۱]، K نزدیک‌ترین همسایه (KNNs)، درختان تصمیم، مدل پنهان مارکف (HMM)، منطق فازی [۲۸]، الگوریتم ژنتیک، کیسه، طبقه‌بندی آماری، تفکیک خطی فیشر، طبقه‌بندی ترکیبی [۲۹]، تئوری تصمیم‌گیری بیزی در مرحله طبقه‌بندی وجود دارد. در این مرحله ممکن است برای بهبود نتایج طبقه‌بندی نیاز به ترکیب طبقه‌بندها باشد. ترکیب طبقه‌بند مکمل عمل متداول در تشخیص الگو است که باعث بهبود نرخ تشخیص و قابلیت اطمینان سیستم می‌شود.

سازماندهی این مقاله به شرح زیر است: بخش ۲ پیش‌زمینه را پوشش می‌دهد. در بخش ۳ روش پیشنهادی برای طبقه‌بندی ارائه شده است. در بخش ۴، نتایج تجربی و تجزیه و تحلیل بر روی مجموعه داده‌های مختلف ارائه شده است. در بخش ۵ مقایسه‌ای با دیگر مدل‌ها انجام شده است. در

نهایت، نتیجه گیری در بخش ۶ است.

۲. کارهای مرتبط

در [۳۰]، یک روش جدید برای تشخیص اتوماتیک اعداد دو رقمی مشترک فارسی معرفی شده است. روش ارائه شده از یک ساختار ترکیبی از بردار پشتیبان ماشین‌آلات (SVM) و یک مدل مخفی مارکوف (HMM) تشکیل شده است. آنها از SVM و HMM به ترتیب برای اهداف طبقه‌بندی و تقسیم‌بندی استفاده کرده‌اند. با توجه به عملکرد بالاتر SVM در طبقه‌بندی نسبت به HMM، هسته اصلی تشخیص یک طبقه‌بند SVM است. در مقابل، آنها از HMM برای تشخیص محل مرزی برای اعداد دو رقمی استفاده کرده‌اند. آنها یک بانک فیلتر گابور ۴ مقیاسه (مقیاس‌های ۲۴، ۱۲، ۶ و ۳) در جهت (درجه‌های ۰، ۳۰، ۶۰، ۹۰، ۱۲۰، ۱۵۰) برای استخراج ویژگی را به کار برده‌اند. نتایج نشان داده که نرخ تشخیص رقم در حدود ۹۸،۷۵ درصد برای الگوریتم پیشنهادی روی عدد فارسی دو رقمی است، در حالی که نرخ تشخیص به ترتیب برای موتورهای SVM و HMM جداگانه روی کاراکترهای مجزا، ۹۸،۵۸ و ۹۵،۹۳ بود.

در [۳۱] یک روش جدید برای قطعه‌بندی و تشخیص اعداد دست‌نویس فارسی معرفی شده است. این روش از تکنیک قابلیت ساختاری در ترکیب با ویژگی نمایه بیرونی که ویژگی ساختاری اقتباس شده نامیده شده، استفاده کرده است. در روش پیشنهاد شده، قطعه‌بندی اعداد به ارقام به صورت خودکار انجام شده است. در مرحله طبقه‌بندی روش پیشنهادی، از ماشین بردار پشتیبان (SVM) و k نزدیک‌ترین همسایه استفاده شده است. آزمایشات روی پایگاه داده‌ی IFHCDB مرکب از ۱۷۷۴۰ تصویر اعداد و پایگاه داده‌ی HODA مرکب از ۱۰۲۳۵۲ تصویر اعداد انجام گرفته است. در سطح رقمی جدا شده بر روی IFHCDB، نرخ تشخیص ۹۹،۲۷٪، با استفاده از SVM با هسته چند جمله‌ای بدست آمده است. علاوه بر این، در سطح رقمی جدا شده بر روی HODA، نرخ تشخیص ۹۹،۰۷٪، با استفاده از SVM با هسته چند جمله‌ای بدست آمده است.

پژوهش [۳۲] یک سیستم تشخیص ارقام دست‌نویس بر اساس SVM ارائه می‌کند. یک مجموعه ویژگی جدید بر اساس اطلاعات گذار در جهت‌های عمودی و افقی تصویر یک رقم همراه با کد زنجیره فریمن معرفی شده است. مزیت اصلی این الگوریتم استخراج ویژگی این است که به نرمال‌سازی ارقام نیاز ندارد. این ویژگی‌ها برای اجرا نسبت به سایر روش‌ها بسیار ساده می‌باشند.

مقاله [۳۳] یک روش آسان و سریع برای تشخیص ارقام عربی فراهم می‌کند. در این مقاله دو روش درباره افزایش نرخ تشخیص ارقام عربی تایپی (هندی) ارائه می‌کند. ابتدا، روش گره تعداد نقاط پایانی شکل داده شده و همچنین پیوستگی گره‌ها را محاسبه می‌کند، روش دوم منطق فازی برای تشخیص الگو است که هر سبک از شکل را مطالعه کرده، و سپس آن را به دسته‌های اعداد طبقه‌بندی می‌کند. این مقاله بر نوع عربی رقم نوشته شده با استفاده ترکیب دو روش طبقه‌بندی و تشخیص مجموعه‌ای از نقاط ویژگی تمرکز دارد.

مقاله [۳۴] یک روش جدید تشخیص اعداد دست‌نویس آفلاین بر اساس ویژگی‌های ساختاری و آماری ارائه شده است. پنج نوع مختلف از ویژگی‌های ساختاری: (تقاطع افقی، عمودی، انتها، انشعاب، و نقاط متقابل)، تعداد خطوط در تصویر، نسبت عرض به ارتفاع، و توزیع ویژگی‌ها برای تشخیص استفاده می‌شود. آنها دو بردار، بردار ویژگی الگو (SFV) یک بردار که دارای ویژگی‌های ساختاری و آماری پایگاه داده الگوی MNIST از اعداد دست‌نویس می‌باشد و بردار ویژگی آزمایشی (TFV) یک بردار که دارای ویژگی‌های ساختاری و آماری پایگاه داده آزمایشی MNIST از اعداد دست‌نویس است، را ایجاد کرده‌اند. هدف این مقاله ارائه روش کارآمد و قابل اعتماد برای تشخیص اعداد دست‌نویس می‌باشد. معیار حداقل فاصله اقلیدسی برای پیدا کردن حداقل فاصله و طبقه‌بندی k نزدیک‌ترین همسایه برای طبقه‌بندی اعداد استفاده می‌شود. پایگاه داده MNIST برای هر دو سیستم آموزش و آزمایش سیستم استفاده می‌شود. در مجموع تصاویر ۵۰۰۰ عدد تست شده، و دقت کلی ۹۸،۴۲٪

یافت شده است.

یک روش قوی و کارآمد برای تشخیص اعداد دست‌نویس فارسی/عربی بر اساس طبقه‌بند K نزدیک‌ترین همسایه (K-NN) در [۳۵] ارائه شده است. سیستم ابتدا یک فرم حذف‌فاصل از اعداد دست‌نویس آماده می‌کند، سپس اطلاعات ویژگی‌های ترانزیت، زاویه و فاصله در مورد کاراکترها، را استخراج کرده و نهایتاً طبقه‌بند K-NN برای تشخیص کاراکتر استفاده می‌شود. ویژگی‌های زاویه، ترانزیت و فاصله یک کاراکتر بر اساس توزیع نقاط در تصویر بیت‌مپ کاراکتر محاسبه شده است. در روش K-NN، فاصله اقلیدسی بین نقطه آزمایشی و نقاط مرجع در جهت پیدا کردن K- نزدیک‌ترین همسایگان محاسبه می‌شود. آنها روش خود را روی ۲۰۰۰۰ نمونه دست‌نویس از اعداد فارسی ارزیابی کردند. با استفاده از ۱۵۰۰۰ نمونه برای آموزش، آنها روش خود را روی ۵۰۰۰ نمونه دیگر تست کرده و نرخ تشخیص درست ۹۹٫۸۲٪ به دست آوردند.

در [۳۶] یک مطالعه‌ی مقایسه‌ای از این چهار روش: مشخصات طرح‌ریزی، منطق‌بندی، حفره‌ها و کدهای زنجیره‌ای فریمن انجام گرفته است. در این کار تشخیص ارقام از طریق k نزدیک‌ترین همسایه انجام شده است. آنها طرحشان را روی نمونه‌های دست‌نویس پایگاه داده‌ی MNIST ارزیابی کرده‌اند و نتایج امیدوارکننده‌ای به دست آورده‌اند.

تشخیص ارقام دست‌نویس فارسی یک شاخه از تشخیص الگو است. در [۲۳]، یک روش تشخیص رقم دست‌نویس فارسی ارائه شده است. چارچوب پیشنهادی شامل سه بخش اصلی، پیش‌پردازش، استخراج ویژگی و طبقه‌بندی است. در مرحله استخراج ویژگی، یک مجموعه مناسب و مکمل از ویژگی‌ها شامل ۱۱۵ ویژگی اعداد دست‌نویس فارسی می‌باشد. در مرحله طبقه‌بندی، الگوریتم طبقه‌بند گروهی برای جداسازی کلاس‌های نمونه، از یکدیگر استفاده می‌شود. برآورد نتایج در پایگاه داده ارقام دانشگاه تربیت مدرس (دانشگاه تربیت مدرس) انجام شده و بهترین نرخ

تشخیص رقم دست‌نویس فارسی ۹۵٫۲۸٪ بوده است.

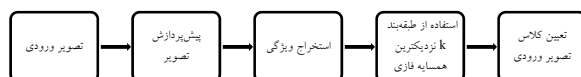
علیرضائزاد و همکاران [۳۷] یک روش برای استخراج ویژگی‌های فریم از یک تعداد تصویر فارسی که در آن برای تایید نهایی ویژگی‌های استخراج شده، از یک شبکه عصبی سه لایه (مش) پرسپترون استفاده شده، ارائه کرده‌اند. این روش استخراج برخی ویژگی‌های ایده‌آل از تصویر یک عدد است که در برابر چرخش، حرکت، تغییر اندازه، و نویز پایدار است. در نهایت، نرخ تشخیص ۹۲٫۷٪ بدست آمده است.

کار [۳۸] ارائه یک چارچوب برای استفاده از ویژگی‌های متعدد برای اطلاعات دست‌خط بر اساس تشخیص هویت است. انواع مختلف ویژگی‌ها جنبه‌های مختلف دست‌خط را توصیف می‌کند. این پژوهش یک طرح برای ویژگی‌های متعدد مبتنی بر ایجاد هویت با استفاده از یادگیری چند هسته‌ای طراحی کرده است. یک فرمول برای یادگیری چند هسته‌ای با استفاده از الگوریتم ژنتیک ارائه شده است.

در بسیاری از کشورها، طبقه‌بندی پاکت‌های پستی به صورت دستی، بیشتر بر روی آدرس‌های دست‌نویس و کد پستی انجام می‌گیرد. این فرایند هنوز هم کند و مستعد خطای ساخت بشر است. بنابراین، داشتن یک سیستم خودکار، دقیق و کارآمد تشخیص کد پستی دست‌نوشته ضرورت بالایی برای یک آرایش سریع‌تر و آسان‌تر پاکت‌های پستی، و در نتیجه، افزایش عملکرد اداره پست دارد. در این راستا، در رفرنس [۳۹] یک سیستم برای ردیابی و تشخیص کد پستی دست‌نویس فارسی معرفی شده است.

۳. روش پیشنهادی

بطور کلی یک سیستم شناسایی ارقام دست‌نویس از سه بخش کلی تشکیل می‌شود: پیش‌پردازش تصویر، استخراج ویژگی، طراحی طبقه‌بند. در شکل ۱ ترتیب اجرا شده در سیستم با استفاده از روش طبقه‌بند فازی نشان داده شده است.



شکل ۱- سلسله مراتب شناسایی ارقام دست‌نویس [۱۹]

تعلق نمونه‌ی y به کلاس i ام را تعیین می‌کند به طوری که $\sum_{i=1}^M u_{ij} = 1$. y نمونه‌ی ورودی بدون برچسب می‌باشد که هدف، دسته‌بندی آن در یکی از کلاس‌های موجود می‌باشد. همچنین $u_i(y)$ میزان تعلق نمونه‌ی مورد بررسی را به کلاس i ام تعیین می‌کند. تعداد کلاس‌ها نیز بین ۱ تا M است.

۱. مقدار K ، یعنی تعداد نزدیک‌ترین همسایه‌ها را

برای تصمیم‌گیری تنظیم می‌کنیم.

۲. به ازای $i = 1$ تا $i = n$:

فاصله‌ی x_i از y را محاسبه می‌کنیم.

۳. K تا از x_i هایی که کم‌ترین فاصله با y را دارند در

مجموعه‌ی همسایه‌ی y قرار می‌دهیم و باقی

نمونه‌های مجموعه‌ی W را کنار می‌گذاریم.

۱- به ازای $i = 1$ تا $i = M$:

$u_i(y)$ را طبق رابطه‌ی زیر محاسبه می‌کنیم. یعنی مقدار تعلق

نمونه‌ی ورودی را به هر کلاس معین می‌کنیم.

$$u_i(y) = \frac{\sum_{j=1}^K u_{ij}(1 / \|y - x_j\|^{2/(m-1)})}{\sum_{j=1}^K (1 / \|y - x_j\|^{2/(m-1)})} \quad (1) \text{ فر (۱)}$$

که y نمونه‌ی ورودی بدون برچسب، M تعداد کلاس‌ها، k

تعداد نزدیک‌ترین همسایه‌ها، X نمونه برچسب خورده و n

تعداد نمونه‌های برچسب خورده می‌باشد.

۲- سپس از روی مقادیر $u_i(y)$ تصمیم‌گیری می‌کنیم که

y متعلق به کدام کلاس است.

در رابطه (۱)، $\|y - x_j\|^2$ معرف نُرم^۵ می‌باشد و در واقع

فاصله‌ی اقلیدسی نمونه ورودی را با همسایه‌اش تعیین

می‌کند. همچنین پارامتر m معین می‌کند که این نُرم چه وزنی

داشته باشد. به این معنی که با کم یا زیاد کردن آن، می‌توان

در این مقاله ویژگی‌های حفره‌های موجود در تصویر [۴۰]، چگالی^۱ حفره، مخزن^۲ آب از جهت‌های دیگر [۴۱]، بیشینه‌ی فاصله در نمایه^۳ تصویر [۴۲]، توزیع پیکسل‌های رقم در نواحی مختلف [۴۳] و حجم کل پیکسل‌های تصویر [۵] برای شناسایی ارقام دست‌نویس فارسی مورد بررسی قرار گرفته‌اند. و برای مرحله طبقه‌بندی از نسخه‌ی فازی طبقه‌بند k نزدیک‌ترین همسایه استفاده شده است.

۳-۱. طراحی دسته‌بند K نزدیک‌ترین همسایه (نسخه‌ی فازی):

آخرین مرحله در طراحی یک سیستم شناسایی ارقام دست‌نویس، طراحی و استفاده از یک دسته‌بند مناسب می‌باشد که به کمک آن بتوان نمونه‌های مختلف را از هم تفکیک کرد. روش K نزدیک‌ترین همسایه^۴ (KNN) یکی از روش‌های معمول و سریع دسته‌بندی در کاربردهای شناسایی الگو می‌باشد. در نسخه‌ی اولیه (غیرفازی) روش KNN، نمونه‌ی ورودی را به نمونه‌ای از مجموعه‌ی برچسب خورده نسبت می‌دهد که کم‌ترین فاصله از نظر مقادیر اندازه‌گیری شده با آن دارد و نظری در مورد تعلق این نمونه به کلاس‌های دیگر نمی‌دهد [۴۱]. این توابع تعلق معین می‌کنند که یک نمونه به چه میزانی به یک کلاس معین تعلق دارد و پاسخ‌ها دیگر از نوع سخت نیستند. در ادامه الگوریتم دسته‌بند K نزدیک‌ترین همسایه فازی توضیح داده خواهد شد.

فرض می‌شود که $W = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ ، مجموعه‌ای از نمونه‌های برچسب خورده می‌باشد (یعنی می‌دانیم هر نمونه به کدام کلاس تعلق دارد). همچنین u_{ij} مقدار یا درجه‌ی

^۴ K- nearest neighbor

^۵ Norm

^۱ Density

^۲ Reservoir

^۳ Maximum profile distance

تاثیر این نرم را کم یا زیاد کرد. معمولاً m برابر با ۲ در نظر گرفته می‌شود.

همچنین توجه شود که m باید بزرگتر از ۱ باشد و مقدار آن نیز یک مقدار صحیح است. در رابطه‌ی (۱)، u_{ij} در واقع مقادیر تعلق K نزدیک‌ترین همسایه‌ی نمونه‌ی ورودی هستند. برای تعیین کردن این مقادیر تعلق راه‌های مختلفی وجود دارد [۴۴]. راهی که ما در اینجا استفاده می‌کنیم به شکل زیر است:

برای هر کدام از K نزدیک‌ترین همسایه‌ها به ورودی y ، مانند P همسایه نزدیک به آنها را پیدا می‌کنیم. توجه شود که در مورد همسایه‌ها، ما برچسب آنها را می‌دانیم، یعنی می‌دانیم به واقع متعلق به کدام کلاس هستند. اگر فرض شود که نمونه x به کلاس i متعلق دارد، مقدار تعلق x به کلاس j ام به صورت رابطه (۲) تعریف می‌شود:

$$u_j(x) = \begin{cases} 0.51 + \binom{\eta_j}{p} * 0.49 & \text{if } i = j \\ \binom{\eta_j}{p} * 0.49 & \text{if } i \neq j \end{cases} \quad (2)$$

در رابطه‌ی (۲)، η_j تعداد همسایه‌های x است که به کلاس j ام تعلق دارند و P تعداد کل همسایه‌های نمونه‌ی x است. به این ترتیب می‌توان میزان تعلق نمونه‌ی y را به هر کلاس تعیین کرد. سپس می‌توان از این توابع تعلق معین کرد که نمونه به کدام کلاس تعلق دارد. یکی از روش‌ها می‌تواند این باشد که بیشینه‌ی مقدار تعلق معین شود، سپس اگر این مقدار از یک حد آستانه بیشتر باشد نمونه به کلاس مربوطه تعلق دارد.

۴. ارزیابی کارایی روش پیشنهادی

۴-۱ روش K نزدیک‌ترین همسایه فازی و نتایج حاصله حال به بررسی نتایج پیاده‌سازی و کارایی سیستم طراحی شده می‌پردازیم. همچنین جزئیات پیاده‌سازی نیز بیان خواهد شد. سپس با تغییر پارامترهای دسته‌بند K نزدیک‌ترین همسایه فازی خروجی را نیز محاسبه کرده‌ایم.

در پیاده‌سازی‌های انجام شده، از ۱۳۰۰۰ داده‌ی مجموعه [۴۵] استفاده شده است. از این ۱۳۰۰ نمونه، ۱۰ درصد نمونه‌ها به عنوان داده‌های آزمایشی و باقی نمونه‌ها که دارای برچسب گذاری می‌باشند به عنوان نمونه‌های آموزش استفاده شده‌اند. همچنین برای هر نمونه طبق آنچه در بخش ۲ گفته شد پیش‌پردازش‌های ضروری بر روی تصاویر اعمال شده و یک بردار ویژگی استخراج شده است. هر بردار ویژگی همراه با برچسب دارای ۲۰ درایه می‌باشد و در یک ماتریس ذخیره شده است. سپس برای اجرای روش دسته‌بند K نزدیک‌ترین همسایه‌ی فازی، پارامترهای m (موجود در رابطه (۱))، K (تعداد همسایه‌ها) و P (تعداد همسایه‌ی هر همسایه برای تعیین مقدار تعلق) را برای این مجموعه محاسبه کرده‌ایم. پس از تعیین مقادیر تعلق نمونه‌ی ورودی، با در نظر گرفتن آستانه‌ای برای بزرگترین مقدار تعلق، کلاس نمونه‌ها را مشخص کرده‌ایم. در ادامه نتایج حاصل از دسته‌بندی را ارائه می‌دهیم.

در جدول ۲ تنظیمات اولیه‌ی پارامترهای موجود برای روش دسته‌بند k نزدیک‌ترین همسایه فازی نشان داده شده است:

جدول ۲- تنظیمات پارامترهای طبقه‌بند k نزدیک‌ترین

همسایه فازی

مقدار	پارامتر
۱۱۷۰۰	تعداد داده‌ی آموزش
۱۳۰۰	تعداد داده‌ی آزمایش
۲	M
۳	مقدار k در طبقه‌بند
۱۰	مقدار p در طبقه‌بند
۰/۶۵	مقدار آستانه برای مقادیر تعلق

خروجی طبقه‌بند مطابق با جدول ۲ به صورت جدول زیر می‌باشد:

جدول ۳- خروجی طبقه‌بند

مقدار	
۱۲۰۶	تعداد نمونه‌های دسته‌بندی شده
۹۴	تعداد نمونه‌هایی که در مورد آنها تصمیمی گرفته نشده
۱۱۵۶	تعداد دسته‌بندی‌های درست
۵۰	تعداد دسته‌بندی‌های نادرست
۷/۲۳	درصد داده‌هایی که در مورد آنها تصمیم گرفته نشده
۹۵/۸۵	درصد دسته‌بندی‌های درست

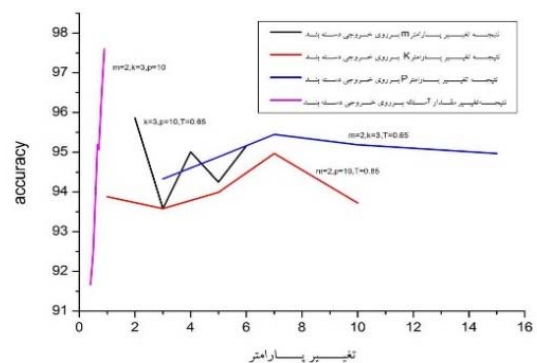
حال ماتریس Confusion مربوط به دو جدول فوق را در جدول ۴ نشان داده‌ایم.

جدول ۴- ماتریس Confusion مربوط به تنظیمات جدول ۲

	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	#	%
0	132	1	0	1	0	0	0	1	1	0	136	97.05
1	2	124	0	0	1	0	2	0	1	0	130	95.38
2	0	0	105	2	1	0	0	0	0	1	109	96.33
3	0	0	2	101	3	1	0	0	0	0	107	94.39
4	0	0	1	6	111	0	4	0	1	0	123	90.24
5	1	0	0	0	1	112	0	0	0	1	115	97.39
6	0	2	0	0	1	0	108	0	1	3	115	93.91
7	0	0	1	0	0	0	0	111	0	0	112	99.10
8	0	0	0	0	0	0	0	0	132	0	132	100
9	0	0	0	0	0	2	5	0	0	120	127	94.48

طبق ماتریس Confusion می‌توان پی برد که نمونه‌های هر دسته به اشتباه بیشتر به کدام کلاس و دسته نسبت داده شده‌اند. به این ترتیب می‌توان تصمیمات بعدی برای بهبود کلاس بند اتخاذ کرد. همان‌طور که پیش‌تر گفته شد، با تغییر پارامترهای دسته‌بند، می‌توان انتظار داشت که خروجی و کارایی سیستم افزایش یابد. از این رو، در ادامه هر کدام از این پارامترها را با فرض ثابت بودن سایر پارامترها تغییر می‌دهیم و کارایی سیستم را اندازه‌گیری می‌نماییم. توجه شود که تعداد و نسبت داده‌های آموزش و آزمایش را همواره ثابت نگه می‌داریم. نتایج حاصل از این پیاده‌سازی‌ها در جدول ۵ و شکل ۲ نشان داده شده است.

سطرهای جدول ۴، کلاس حقیقی یک نمونه را نشان می‌دهند و ستون‌ها کلاس‌هایی که در دسته‌بندی، نمونه به آن نسبت داده شده است را نشان می‌دهند. واضح است که قطر این ماتریس، دسته‌بندی‌های درست را نشان می‌دهد. در انتهای هر سطر، درصد دسته‌بندی درست و تعداد کل نمونه‌ها از هر رقم ذکر شده است.



جدول ۵- نتیجه‌ی تغییر پارامترهای m ، k ، p و مقدار مقدار آستانه بر روی خروجی دسته‌بند K نزدیک‌ترین همسایه فازی

		درصد داده‌هایی که در مورد آنها تصمیم گرفته نشده	درصد دسته‌بندی‌های درست
تغییر پارامتر m بر روی خروجی دسته‌بند	$m=2$	8.84	95.86
	$m=3$	5.23	93.58
	$m=4$	9	95.01
	$m=5$	7.69	94.25
	$m=6$	7.69	95.16
تغییر پارامتر k بر روی خروجی دسته‌بند	$k=1$	3.15	93.88
	$k=3$	5.23	93.58
	$k=5$	7.76	93.99
	$k=7$	9.76	94.97
	$k=10$	10.46	93.72
تغییر پارامتر p بر روی خروجی دسته‌بند	$p=3$	4.92	94.33
	$p=5$	6.76	94.88
	$p=7$	6.84	95.45
	$p=10$	7.07	95.19
	$p=15$	8.23	94.97
تغییر مقدار آستانه تابع تعلق بر روی خروجی دسته‌بند	$T=0.4$	1.07	91.67
	$T=0.5$	2.30	92.51
	$T=0.65$	7.07	95.19
	$T=0.7$	11	95.07
	$T=0.9$	19.61	97.60

مورد آنها تصمیم گرفته نمی‌شود نیز افزایش می‌یابد، اما دقت دسته‌بندی در این حالت بهبود می‌یابد. پس در مواقعی که هدف دسته‌بندی با دقت بالا و برای تعداد داده‌های کمتر می‌باشد، افزایش مقدار آستانه روش مناسبی نسبت به تغییر سایر پارامترها است. نتایج اخیر نشان می‌دهند که با تغییر مقادیر پارامترهای دسته‌بند K نزدیک‌ترین همسایه‌ی فازی می‌توان کارایی سیستم را بهبود بخشید.

۴-۲ پیاده سازی روش K نزدیک‌ترین همسایه معمولی و غیر فازی

همان‌طور که در قسمت‌های قبل بیان شد دسته‌بند معمولی K نزدیک‌ترین همسایه، دارای توابع تعلق نمی‌باشد و بر

شکل ۲- نتیجه تغییر پارامترهای m ، k ، p و مقدار آستانه بر روی خروجی دسته‌بند k نزدیک‌ترین همسایه فازی با توجه به جدول ۵ و شکل ۲ در $T=0.9$ بالاترین درصد دسته بندی درست و به ازای $K=3$ کم‌ترین درصد موجود می‌باشد. در $m=2$ بهترین درصد دسته‌بندی در مقایسه با سایر مقادیر m ملاحظه می‌شود در حالی که درصد داده‌هایی که در مورد آنها تصمیم گرفته نمی‌شود از $m=3$ ، $m=5$ و $m=6$ بیشتر است. بنابراین بسته به هدف دسته‌بندی و میزان دقت می‌توان m مورد نظر را انتخاب کرد. نتایج اخیر نشان می‌دهند که با افزایش k و p درصد داده‌هایی که در مورد آنها تصمیم گرفته نمی‌شود زیاد می‌شود. همچنین ملاحظه می‌شود که با تغییر مقدار آستانه هم درصد داده‌هایی که در

معمولی به ازای حالت‌های مختلف پرداخته می‌شود. لازم به ذکر است که در تمام آزمایش‌های صورت گرفته، تعداد داده‌های آموزش و آزمایش ثابت می‌باشد.

اساس اینکه در همسایگی یک نمونه، نمونه‌های کدام کلاس بیشتر هستند دسته‌بندی را انجام می‌دهد. به همین منظور روش فازی دسته‌بند، دارای مزیت‌هایی نسبت به آن می‌باشد. در محاسبات زیر به مقایسه کلاس‌بند فازی و کلاس‌بند

جدول ۶- مقایسه‌ی نتایج دسته‌بند K نزدیک‌ترین همسایه‌ی معمولی و فازی

	نسخه‌ی معمولی				نسخه‌ی فازی			
	K=1	K=3	K=5	K=7	K=1	K=3	K=5	K=7
درصد داده‌هایی که در مورد آنها تصمیم گرفته نشده	0	0	0	0	3.15	6.84	5.23	9.76
درصد دسته‌بندی‌های درست	93.38	92.07	91.53	92.61	93.88	95.45	93.58	94.97

حال ماتریس Confusion را برای نسخه‌ی معمولی دسته‌بند با مقادیر مختلف K محاسبه کرده‌ایم.

جدول ۷- ماتریس Confusion مربوط دسته‌بند K نزدیک‌ترین همسایه‌ی معمولی K=1

	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	#	%
0	117	2	0	0	1	1	1	0	0	0	122	95.90
1	3	131	0	0	0	0	0	1	1	0	136	96.32
2	0	0	118	5	5	0	2	1	0	0	131	90.07
3	0	0	3	117	5	0	2	0	0	0	127	92.12
4	0	0	3	7	108	5	1	0	1	0	125	86.40
5	3	0	0	1	1	118	0	0	0	1	124	95.16
6	0	0	4	0	5	0	100	0	0	6	115	86.95
7	0	0	0	0	0	0	1	128	0	0	129	99.22
8	1	0	0	0	0	1	0	1	138	1	142	97.18
9	0	1	0	1	0	1	7	0	0	139	149	93.28

جدول ۸- ماتریس Confusion مربوط دسته‌بند K نزدیک‌ترین همسایه‌ی معمولی K=7

	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	#	%
0	131	2	0	2	1	3	2	3	0	0	144	90.97
1	3	120	1	0	1	0	0	0	0	0	125	96
2	0	0	115	2	3	0	3	0	1	1	125	92
3	0	0	7	110	9	0	0	0	0	0	126	87.30
4	2	0	1	6	101	2	2	0	0	0	114	88.59
5	3	0	0	1	2	127	0	0	0	1	134	94.77
6	1	3	1	2	7	1	109	3	0	3	130	83.84
7	0	0	0	1	0	0	1	142	0	0	144	98.61
8	0	1	0	0	0	0	0	0	120	0	121	99.17
9	0	0	0	0	0	3	4	0	1	129	137	94.16

با توجه به جدول ۶، نسخه‌ی معمولی دسته‌بند در مورد تمام نمونه‌ها نظر می‌دهد. بنابراین دسته‌بند سخت (Crisp) می‌باشد. مقایسه‌ی درصدها نشان می‌دهد که روش فازی با اینکه در مورد نمونه‌های کمتری نظر داده است اما دارای درصد دسته‌بندی درست بیشتری می‌باشد. همان‌طور که از جداول ۶ و ۷ نیز مشاهده می‌شود در روش کلاس بندی معمولی، دسته‌بندی‌های غلط زیادی صورت گرفته است زیرا خانه‌های غیر از قطر اصلی دارای مقادیر عددی بزرگ و غیر صفر می‌باشند. علاوه بر آن در نسخه‌ی معمولی برخلاف نسخه فازی هیچ نکته‌ای در مورد میزان اطمینان از دسته‌بندی ذکر نشده است. بنابراین با بررسی‌های انجام شده می‌توان

برتری روش فازی در مقایسه با روش معمولی را بیان کرد.

۵. مقایسه با دیگر مدل‌ها

در [۴۶] ابتدا ویژگی‌ها با استفاده از مکان هندسی مشخصه‌ها استخراج شده و سپس ارقام دست‌نویس با استفاده از ترکیب کارشناسان (ME) به رسمیت شناخته شده‌اند. برای بهبود عملکرد ME از شبکه عصبی پرسپترون چندلایه (MPLs) به جای شبکه خطی یا کارشناس استفاده شده است. در این رفرنس [۴۶] با استفاده از ۶۰۰۰۰ داده آموزشی و ۲۰۰۰۰ داده تست از مجموعه داده ای که ما هم از آن در تحقیق استفاده کردیم، به نتایج زیر رسیدند.

جدول ۹- نرخ تشخیص در روش ارایه شده در [۴۶]

No. of hidden neurons of gating network	2	5	5	10	15	20
No. of hidden neurons of expert	15	20	25	30	35	40
Recognition rate (%)	96.5	97.1	97.52	97.3	97	96.8

جدول ۱۰- ماتریس اختلاط برای تشخیص ۱۰ کلاس اعداد فارسی دست نوشته استفاده شده در [۴۶]

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
1	1974	3	0	1	1	6	1	0	0	4
2	4	1983	3	0	0	0	2	3	1	10
3	1	6	1946	73	24	0	43	22	0	6
4	0	0	13	1861	13	0	3	3	0	2
5	6	3	11	52	1950	11	21	4	1	0
6	9	0	0	2	4	1974	1	0	0	2
7	2	2	21	9	6	5	1909	9	0	28
8	0	0	3	0	0	0	2	1959	0	0
9	0	0	0	0	0	3	0	0	1998	1
10	1	3	3	2	2	1	18	0	0	1947

جدول ۱۱- صحت تشخیص ارقام فارسی برای الگوریتم پیشنهادی [۲۰] و دیگر الگوریتم های موجود در مقالات

Algorithm	Dataset Type	Dataset Size		Accuracy (%)	
		Train	Test	Train	Test
Shirali-shahreza et al [47].	Non-HODA	2,600	1,300	-	97.8
Dehghan and Faez [48]	Non-HODA	6,000	4,000	-	97.01
Soltanzadeh and Rahmati [25]	Non-HODA	4,979	3,939	-	99.57
Harifi and Aghagolzadeh [49]	Non-HODA	230	500	-	97.60
Ziaratban et al [50].	Non-HODA	6,000	4,000	100	97.65
Mowlaei and Faez [51]	Non-HODA	2,240	1,600	100	92.44
Hosseini and Bouzerdum [52]	Non-HODA	480	480	-	92.00
Mowlaei et al [24].	Non-HODA	2,240	1,600	99.29	91.88
Mozaffari et al [53].	Non-HODA	2,240	1,600	98.00	91.37
Sadri et al [19].	Non-HODA	7,390	3,035	-	94.14
Alaei et al [27].	HODA	60,000	20,000	99.99	98.71
Ebrahimpor et al [54].	HODA*	6,000	2,000	-	95.30
Abdi and Salami [55]	HODA*	6,000	2,000	-	97.10
This study	HODA*	1,000	5,000	100	97.02
				97.30	Best

۳- نتیجه گیری

- a. میزان اطمینان از دسته بندی یک نمونه را نشان می دهد.
- b. در مورد نمونه هایی که نسبت به آنها مردد است نظر نمی دهد.
- c. شناسایی خودکار ارقام فارسی با استفاده از این دسته بند در مقایسه با دسته بند غیرفازی به صورت دقیق تری انجام شده است.
- d. دارای درصد دسته بندی های درست بالاتری می باشد.
- e. با تغییر پارامترهای دسته بند فازی خروجی و کارایی سیستم افزایش می یابد.

روش k نزدیک ترین همسایه دارای دو ایراد اساسی می باشد که روش فازی هر دوی این مشکلات را در دسته بند مذکور حل می کند. استفاده از روش فازی در دسته بندی می تواند کارایی را بالا ببرد و همچنین این امکان را می دهد که میزان اطمینان در دسته بندی را مشخص کنیم.

نتایج نشان می دهند که روش دسته بند k نزدیک ترین همسایه فازی مزیت های زیر را نسبت به نسخه غیرفازی اش دارد:

۴- مراجع

- Noaparast, K. and A. Broumandnia. *Persian handwritten word recognition using Zernike and Fourier-Mellin moments*. in *5th international conference sciences of electronic technologies of information and telecommunications*. 2009.
- Vamvakas, G., B. Gatos, and S.J. Perantonis, *Handwritten character recognition through two-stage foreground sub-sampling*. *Pattern Recognition*, 2010. **43**(8): p. 2807-2816.

3. Ebrahimpour, R., R.D. Vahid, and B.M. Nezhad, *Decision templates with gradient based features for Farsi handwritten word recognition*. International Journal of Hybrid Information Technology, 2011. **4**(1): p. 1-12.
4. Khosravi, H. and E. Kabir, *A blackboard approach towards integrated Farsi OCR system*. International Journal of Document Analysis and Recognition (IJ DAR), 2009. **12**(1): p. 21-32.
5. Trier, Ø.D., A.K. Jain, and T. Taxt, *Feature extraction methods for character recognition-a survey*. Pattern recognition, 1996. **29**(4): p. 641-662.
6. Tappert, C.C., C.Y. Suen, and T. Wakahara, *The state of the art in online handwriting recognition*. IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence, 1990. **12**(8): p. 787-808.
7. Suen, C.Y., M. Berthod, and S. Mori, *Automatic recognition of handprinted characters—the state of the art*. Proceedings of the IEEE, 1980 : (٤)٦٨ .p. 469-487.
8. Elfarrar, B.K. and I.S. Abuhaiba, *New feature extraction method for mammogram computer aided diagnosis*. International Journal of Signal Processing, Image Processing and Pattern Recognition, 2013. **6**(1): p. 13-36.
9. Bandara, G., S. Pathirana, and R. Ranawana. *Use of fuzzy feature descriptions to recognize handwritten alphanumeric characters*. in *Fuzzy Systems, 2002. FUZZ-IEEE'02. Proceedings of the 2002 IEEE International Conference on*. 2002. IEEE.
10. Rajashekararadhya, S. and P.V. Ranjan. *Zone based feature extraction algorithm for handwritten numeral recognition of Kannada script*. in *Advance Computing Conference, 2009. IACC 2009. IEEE International*. 2009. IEEE.
11. Pal, U., et al., *Handwritten character recognition of popular south Indian scripts*, in *Arabic and Chinese Handwriting Recognition*. 2008, Springer. p. 251-264.
12. Lorigo, L.M. and V. Govindaraju, *Offline Arabic handwriting recognition: a survey*. IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence, 2006. **28** : (٥) p. 712-724.
13. Bandara, G., S. Pathirana, and R. Ranawana. *A short method for on-line handwritten character recognition*. in *Fuzzy Information Processing Society, 2002. Proceedings. NAFIPS. 2002 Annual Meeting of the North American*. 2002. IEEE.
14. Jantzen, J., *Tutorial on fuzzy logic*. Technical University of Denmark, Dept. of Automation, Technical Report, 1998.
15. Muthumani, I., *Online Character Recognition of Handwritten Cursive Script*. 2012.
16. Thein, Y., S.Y. San Su, and Y. Myanmar, *High accuracy Myanmar handwritten character recognition using hybrid approach through MICR and neural network*. 2010.
17. Hallale, S.B. and G.D. Salunke, *Twelve directional feature extraction for handwritten english character recognition*. International Journal of Recent Technology and Engineering, 2013. **2** (٢)
18. Pan, W., T.D. Bui, and C.Y. Suen. *Isolated handwritten Farsi numerals recognition using sparse and over-complete representations*. in *Document Analysis and Recognition, 2009. ICDAR'09. 10th International Conference on*. 2009. IEEE.
19. Sadri, J., C.Y. Suen, and T.D. Bui. *Application of support vector machines for recognition of handwritten Arabic/Persian digits*. in *Proceedings of Second Iranian Conference on Machine Vision and Image Processing*. 2003.
20. Salimi, H. and D. Giveki, *Farsi/Arabic handwritten digit recognition based on ensemble of SVD classifiers and reliable multi-phase PSO combination rule*. International Journal on Document Analysis and Recognition (IJ DAR), 2013. **16**(4): p. 371-386.
21. Liu, C.-L., et al., *Handwritten digit recognition: investigation of normalization and feature extraction techniques*. Pattern Recognition, 2004. **37**(2): p. 265-279.
22. Devi, H., *Thresholding: A pixel-level image processing methodology preprocessing technique for an OCR System for the Brahmi Script*. Ancient Asia, 2006. **1**.
23. Karimi, H., et al., *Persian Handwritten Digit Recognition Using Ensemble Classifiers*. Procedia Computer Science, 2015. **73**: p. 416-425.
24. Mowlaei, A., K. Faez, and A.T. Haghghat. *Feature extraction with wavelet transform for recognition of isolated handwritten Farsi/Arabic characters and numerals*. in *Digital Signal Processing, 2002. DSP 2002. 2002 14th International Conference on*. 2002. IEEE.
25. Soltanzadeh, H. and M. Rahmati, *Recognition of Persian handwritten digits using image profiles of multiple orientations*. Pattern Recognition Letters, 2004. **25**(14): p. 1569-1576.

26. Zhang, P., T.D. Bui, and C.Y. Suen, *A novel cascade ensemble classifier system with a high recognition performance on handwritten digits*. Pattern Recognition, 2007. **40**(12): p. 3415-3429.
27. Alaei, A., U. Pal, and P. Nagabhushan. *Using modified contour features and SVM based classifier for the recognition of Persian/Arabic handwritten numerals*. in *Advances in Pattern Recognition, 2009. ICAPR'09. Seventh International Conference on*. 2009. IEEE.
28. Hanmandlu, M., et al., *Unconstrained handwritten character recognition based on fuzzy logic*. Pattern Recognition, 2003. **36**(3): p. 603-623.
29. Niu, X.-X. and C.Y. Suen, *A novel hybrid CNN-SVM classifier for recognizing handwritten digits*. Pattern Recognition, 2012. **45**(4): p. 1318-1325.
30. Moradi, V., F. Razzazi, and A. Behrad, *Recognition of Handwritten Persian Two-digit Numerals Using a Novel Hybrid SVM/HMM algorithm*. Majlesi Journal of Electrical Engineering, 2016. **10**(3): p. 19.
31. Sajedi, H. and M. Bahador, *Persian Handwritten Number Recognition Using Adapted Framing Feature and Support Vector Machines*. International Journal of Computational Intelligence and Applications, 2016 : () \ ° .p. 1650004.
32. Boukharouba, A. and A. Bennis, *Novel feature extraction technique for the recognition of handwritten digits*. Applied Computing and Informatics, 2015.
33. Salameh, M., *Arabic digits recognition using statistical analysis for end/conjunction points and fuzzy logic for pattern recognition techniques*. World Comput. Sci. Inf. Technol. J, 2014. **4**(4): p. 50-56.
34. Babu, U.R., A.K. Chintla, and Y. Venkateswarlu, *Handwritten Digit Recognition Using Structural, Statistical Features and K-nearest Neighbor Classifier*. International Journal of Information Engineering and Electronic Business, 2014. **6**(1): p. 62.
35. Meymand, I., *Recognition of handwritten Persian/Arabic numerals based on robust feature set and K-NN classifier*. 2013.
36. Dine, K.Z., et al., *Digit Recognition Using Different Features Extraction Methods*, in *Europe and MENA Cooperation Advances in Information and Communication Technologies*. 2017, Springer. p. 167-175.
37. Alirezanejad, M. and R. Enayatifar, *Farsi digit recognition via features extraction*. International Journal of Physical Sciences, 2011. **6**(13): p. 3198-3204.
38. Hassan, E., et al., *Off-line hand written input based identity determination using multi kernel feature combination*. Pattern Recognition Letters, 2014. **35** :p. 113-119.
39. Kamranian, Z., S.A. Monadjemi, and N. Nematbakhsh, *A novel free format Persian/Arabic handwritten zip code recognition system*. Computers & Electrical Engineering, 2013. **39**(7): p. 1970-1979.
40. Gonzalez, R.C. and R.E. Woods, *Image processing*. Digital image processing, 2007. **2**.
41. Pal, U. and P.P. Roy, *Multioriented and curved text lines extraction from Indian documents*. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics), 2004. **34**(4): p. 1676-1684.
42. Ashoka, H., D. Manjaiah, and R. Bera, *Zone Based Feature Extraction and Statistical Classification Technique for Kannada Handwritten Numeral Recognition*. International Journal of Computer Science & Engineering Technology, 2012. **3**(10): p. 476-482.
43. Breiman, L., et al., *Classification and regression trees*. 1984: CRC press.
44. Keller, J.M. and D.J. Hunt, *Incorporating fuzzy membership functions into the perceptron algorithm*. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1985(6): p. 693-699.
45. [Http://:farsiocr.ir](http://farsiocr.ir).
46. Ebrahimpour, R., et al., *Recognition of Persian handwritten digits using Characterization Loci and Mixture of Experts*. JDCTA, 2009. **3**(3): p. 42-46.
47. Shirali-Shahreza, M.H., K. Faez, and A. Khotanzad. *Recognition of handwritten Persian/Arabic numerals by shadow coding and an edited probabilistic neural network*. in *Image Processing, 1995. Proceedings., International Conference on*. 1995. IEEE.
48. Dehghan, M. and K. Faez. *Farsi handwritten character recognition with moment invariants*. in *Digital Signal Processing Proceedings, 1997. DSP 97., 1997 13th International Conference on*. 1997. IEEE.

49. Harifi, A. and A. Aghagolzadeh. *A new pattern for handwritten Persian/Arabic digit recognition*. in *International Conference on Information Technology (ICIT2004), Istanbul, Turkey December*. 2004. Citeseer.
50. Ziaratban, M., K. Faez, and F. Faradji. *Language-based feature extraction using template-matching in Farsi/Arabic handwritten numeral recognition*. in *Document Analysis and Recognition, 2007. ICDAR 2007. Ninth International Conference on*. 2007. IEEE.
51. Mowlaei, A. and K. Faez. *Recognition of isolated handwritten Persian/Arabic characters and numerals using support vector machines*. in *Neural Networks for Signal Processing, 2003. NNSP'03. 2003 IEEE 13th Workshop on*. 2003. IEEE.
52. Hosseini, H.M.M. and A. Bouzerdoum. *A combined method for Persian and Arabic handwritten digit recognition*. in *Intelligent Information Systems, 1996., Australian and New Zealand Conference on*. 1996. IEEE.
53. Mozaffari, S., K. Faez, and M. Ziaratban. *Structural decomposition and statistical description of Farsi/Arabic handwritten numeric characters*. in *Document Analysis and Recognition, 2005. Proceedings. Eighth International Conference on*. 2005. IEEE.
54. Ebrahimpour, R., A. Esmkhani, and S. Faridi, *Farsi handwritten digit recognition based on mixture of RBF experts*. IEICE Electronics Express, 2010. 7(14): p. 1014-1019.
55. Abdi, M.J. and H. Salimi, *Farsi handwriting recognition with mixture of RBF experts based on particle swarm optimization*. International Journal of Information Science and Computer Mathematics, 2010. 2(2): p. 129-136.